Tipo de artículo: Artículo original

Lógicas Plurales e Inteligencia Artificial: Un Enfoque Neutrosófico para el Análisis Causal

Plural Logics and Artificial Intelligence: A Neutrosophic Approach to Causal Analysis

Maikel Y. Leyva Vazquez [1*], https://orcid.org/0000-0001-7911-5879
Florentin Smarandache [2], https://orcid.org/0000-0002-5560-5926

[1] Centro de Investigación Institucional, Universidad Bernardo O'Higgins, Santiago, Chile.

[2] Profesor Emérito, PhD, PostDocs. Universidad de Nuevo México; División de Matemáticas, Física y Ciencias Naturales. 705 Gurley Ave., Gallup, NM 87301, EE. UU

*Autor para la correspondencia. mleyvaz@gmail.com

RESUMEN

Este artículo propone un marco de pluralismo lógico aplicado al análisis causal en inteligencia artificial (IA) y ciencias sociales. Basado en la tesis pluralista de que no existe un único concepto monolítico de causalidad, sino una familia de conceptos relacionados, confrontamos la premisa humeana de que "no observamos la causalidad" con el contraargumento de Anscombe de que, de hecho, percibimos acciones causales como empujar, golpear y cortar. Sobre esta base, presentamos un estudio ilustrativo que compara el Análisis Comparativo Cualitativo de conjuntos nítidos (csQCA), el de conjuntos difusos (fsQCA) y el neutrosófico (nQCA). De esta comparación, derivamos implicaciones metodológicas y sustantivas. Metodológicamente, encontramos que: (i) la dicotomización estricta (csQCA) puede subestimar las relaciones causales; (ii) la

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

pertenencia gradual (fsQCA) captura más eficazmente la fuerza y relevancia empírica; y (iii) la descomposición neutrosófica (nQCA) considera explícitamente la verdad, la indeterminación y la falsedad, ofreciendo así un diagnóstico pluralista de la relación causal. Enriquecemos aún más este análisis incorporando una visión pluralista de la causalidad, que abarca la producción mecánica, la diferencia contrafactual, las capacidades/disposiciones y los mecanismos.

Palabras clave: Pluralismo Lógico, Lógica Neutrosófica, Inteligencia Artificial, Lógicas no Clásicas, Análisis Comparativo Cualitativo, Indeterminación, IA Simbólica, Análisis Causal.

ABSTRACT

This article proposes a framework of logical pluralism applied to causal analysis in artificial intelligence (AI) and social sciences. Grounded in the pluralist thesis that there is no single monolithic concept of causation, but rather a family of related concepts, we confront the Humean premise that "we do not observe causation' with Anscombe's counter-argument that we do, in fact, perceive causal actions such as pushing, striking, and cutting. Building on this foundation, we present an illustrative study comparing crisp-set Qualitative Comparative Analysis (csQCA), fuzzy-set QCA (fsQCA), and neutrosophic QCA (nQCA). From this comparison, we derive both the methodological and substantive implications. Methodologically, we find that: (i) strict dichotomization (csQCA) can underestimate causal relationships; (ii) graded membership (fsQCA) more effectively captures empirical strength and relevance; and (iii) neutrosophic decomposition (nQCA) explicitly accounts for truth, indeterminacy, and falsity, thereby offering a pluralistic diagnosis of the causal relationship. We further enrich this analysis by incorporating a pluralistic view of causality, encompassing mechanical production, counterfactual difference, capacities/dispositions, and mechanisms.

Keywords: Logical Pluralism, Neutrosophic Logic, Artificial Intelligence, Non-Classical Logics, Qualitative Comparative Analysis, Indeterminacy, Symbolic AI, Causal Analysis.

Recibido: 06/04/2025
Aceptado: 19/09/2025
En línea: 13/10/2025

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Introducción

Los pluralistas lógicos sostienen que no existe un concepto único y unificado de causalidad. En su lugar, defienden la existencia de una pluralidad de nociones relacionadas, todas ellas englobadas bajo el término general de "causalidad" (Cartwright, 2004; Russell, 2008). Esta perspectiva desafía de manera directa la premisa central de la influyente crítica de David Hume, según la cual la causalidad no puede ser observada en el mundo (Hume, 2000). En contraste, (Anscombe, 1971) argumentó célebremente que, en realidad, sí observamos la causalidad en innumerables acciones y procesos cotidianos: vemos objetos que se empujan, se golpean o se cortan. ¿En qué sentido, entonces, puede afirmarse que no percibimos la causalidad? La respuesta humana es que lo que observamos no son conexiones causales en sí mismas, sino meras conjunciones constantes y sucesiones regulares de eventos, sin acceder nunca a la elusiva "conexión necesaria" que vincula causa y efecto.

Frente a ello, el pluralismo causal sostiene que existen múltiples nociones de causalidad igualmente legítimas. Entre ellas se incluyen, por ejemplo, las diferencias contrafactuales, la producción y los procesos, los mecanismos subyacentes, así como las capacidades o disposiciones inherentes (Batista-Barallobre, 2024). En algunos de estos marcos conceptuales es posible tener un acceso perceptivo o cognitivo directo a las relaciones causales, al menos en contextos ordinarios (Silvers Briones et al., 2025).

En los campos de la inteligencia artificial y las ciencias sociales, este debate está lejos de ser un ejercicio puramente metafísico. Tiene profundas implicaciones en cómo modelamos, inferimos y comunicamos las relaciones causales (Jaakkola et al., 2024). La creciente complejidad de los sistemas de IA, particularmente aquellos que interactúan y toman decisiones sobre el mundo social, exige un enfoque más sofisticado y matizado del razonamiento causal. La tesis central de este artículo es doble: (1) el pluralismo lógico, tal como lo articulan (Beall & Restall, 2006; Russell, 2008), aconseja el uso de diferentes marcos lógicos según la tarea y el dominio específicos; y (2) el pluralismo causal, defendido por (Cartwright, 2004; Lewis, 1973; Salmon, 1998; Woodward, 2005), sugiere que diferentes conceptos de causalidad pueden iluminar facetas complementarias del mismo fenómeno. Sostenemos que, al adoptar tanto el pluralismo lógico como el causal, podemos desarrollar sistemas de IA más robustos, transparentes y explicables, mejor equipados para manejar las complejidades e incertidumbres del mundo real.

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Preliminares

La historia de la lógica formal ha estado dominada en gran medida por lo que puede denominarse monismo lógico, la creencia en un sistema único y universalmente correcto de razonamiento lógico. Esta tradición, que puede rastrearse desde Aristóteles hasta el trabajo fundacional de Frege y Russell, estableció la lógica proposicional y de predicados clásica como el estándar de oro para el pensamiento racional (Fan, 2025; Salmon, 1998). La elegancia y el poder de la lógica clásica, con su sintaxis, semántica y teoría de pruebas bien definidas, la convierten en un marco atractivo para formalizar el razonamiento humano. En el contexto de la inteligencia artificial, este enfoque monista se manifiesta como una dependencia casi exclusiva de la lógica clásica para la representación del conocimiento y el razonamiento (He & Khorsand, 2024; Ye, 2025).

Los primeros sistemas de IA, desde sistemas expertos como MYCIN y DENDRAL hasta demostradores automáticos de teoremas, se construyeron sobre la suposición fundamental de que el razonamiento inteligente puede ser efectivamente capturado y replicado a través de las operaciones de la lógica clásica. Este enfoque, a menudo denominado "IA de la Vieja Escuela" (GOFAI), ha logrado un éxito considerable en dominios bien definidos de mundo cerrado. Sin embargo, también enfrentan desafíos significativos cuando se confrontan con las complejidades e incertidumbres del mundo real.

La emergencia del pluralismo lógico presenta un desafío significativo para esta ortodoxia monista de larga data. Pionero por filósofos como J.C. Beall y Greg Restall, el pluralismo lógico postula que existe más de una lógica correcta. En esta visión, la adecuación de un sistema lógico dado depende del contexto específico y el propósito de la tarea de razonamiento (Beall & Restall, 2006).

Según el pluralismo lógico, diferentes nociones de validez lógica surgen de diferentes concepciones de lo que constituye un "caso" o un "modelo" (Beall & Restall, 2006; Lewis, 1973). En el ámbito de la inteligencia artificial, esta perspectiva proporciona una justificación robusta para el empleo de una amplia gama de lógicas no clásicas, incluyendo lógicas temporal, epistémica, no monótona, paraconsistente y neutrosófica (Cornelio & Fonseca, 2026). Cada uno de estos sistemas lógicos está diseñado para manejar tipos específicos de razonamiento que a menudo son intratables para la lógica clásica, como el razonamiento sobre el tiempo, el conocimiento, la revisión de creencias, la información contradictoria y la indeterminación.

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Paralelo al pluralismo lógico, la noción de pluralismo causal sugiere que coexiste una variedad de familias conceptuales de causalidad. Estas incluyen:

- **Diferencia Contrafactual:** Esta visión, asociada con pensadores como (Lewis, 1973; Pearl, 2009; Woodward, 2005), define la causa como algo que hace una diferencia al efecto. En otras palabras, si la causa no hubiera ocurrido, entonces el efecto no habría ocurrido.
- **Producción y Procesos:** Esta perspectiva, defendida por Wesley Salmon, se enfoca en los procesos físicos y la transmisión de energía e información que conectan una causa con su efecto (Salmon, 1998).
- **Mecanismos:** Este enfoque, articulado por (Machamer et al., 2000), identifica los mecanismos subyacentes y las partes interactuantes que producen un fenómeno.
- **Capacidades y Disposiciones:** Nancy Cartwright argumenta que las causas tienen capacidades o disposiciones para producir efectos que pueden o no ejercerse en una situación dada (Cartwright, 2004).
- **Condiciones Configuracionales/INUS:** Esta visión, desarrollada por (Mackie, 1980) y avanzada por (Ragin, 2009) en el contexto de la metodología de las ciencias sociales, entiende la causa como una parte Insuficiente pero Necesaria de una condición Innecesaria pero Suficiente para un efecto.
- **Intervencionismo:** Estrechamente relacionado con los enfoques contrafactuales y mecanicistas, el relato intervencionista, formulado más notablemente por James Woodward, define una causa como una variable que puede ser manipulada para provocar un cambio en otra variable (Biju et al., 2025; Woodward, 2005).

Cada una de estas conceptualizaciones de causalidad está diseñada para responder diferentes tipos de preguntas: por qué ocurrió un evento, cómo se produjo, bajo qué intervenciones cambiaría y qué componentes estuvieron involucrados. El pluralismo, es importante señalar, no es una forma de relativismo. Más bien, propone una ecología de conceptos y estándares evidenciales, con al menos traducciones e integraciones parciales posibles entre diferentes marcos.

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Métodos o Metodología Computacional

Análisis de Métodos QCA: csQCA, fsQCA y nQCA

Para demostrar las implicaciones prácticas del pluralismo lógico en el análisis causal, presentamos un estudio ilustrativo que compara tres métodos de Análisis Comparativo Cualitativo (QCA): QCA de conjuntos nítidos (csQCA), QCA de conjuntos difusos (fsQCA) y QCA neutrosófico (nQCA). El QCA fue desarrollado por primera vez por el sociólogo Charles Ragin a finales de los años 1980 como una forma de cerrar la brecha entre la investigación cualitativa orientada a casos y la investigación cuantitativa orientada a variables (Ragin, 2009).

Es un método teórico de conjuntos que es particularmente adecuado para analizar la complejidad causal, incluyendo cuestiones de equifinalidad (múltiples caminos causales al mismo resultado) y causación conjuntural (causas que solo producen un efecto en combinación con otras causas). Durante las últimas tres décadas, el QCA se ha convertido en un método cada vez más popular en las ciencias sociales, y ahora está comenzando a ganar tracción en otros campos, incluyendo la salud pública, el análisis de políticas y la ciencia de la computación.

QCA de Conjuntos Nítidos (csQCA)

En un csQCA, tanto las condiciones causales como el resultado se representan como variables binarias, con casos que tienen pertenencia completa (1) o ninguna pertenencia (0) en un conjunto dado. El análisis procede entonces a identificar relaciones lógicas entre estos conjuntos. Los dos parámetros clave en csQCA son la consistencia y la cobertura.

La consistencia mide el grado en que una condición causal o una combinación de condiciones es un subconjunto de resultados. En otras palabras, evalúa hasta qué punto la evidencia apoya la afirmación de que la causa lleva al resultado. La fórmula para la consistencia en csQCA es:

$$Consistency_{cs}\,(X \Rightarrow Y) = \frac{(\Sigma\,(X_i \wedge Y_i))}{(\Sigma\,X_i)} \qquad (1)$$

La cobertura mide la relevancia empírica de una condición causal o combinación de condiciones. Evalúa hasta qué punto el resultado es explicado por la causa. La fórmula para la cobertura en csQCA es:

$$Coverage_{cs}(X \Rightarrow Y) = \frac{(\Sigma\,(X_i \wedge Y_i))}{(\Sigma\,Y_i)} \qquad (2)$$

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

QCA de Conjuntos Difusos (fsQCA)

El QCA de conjuntos difusos es una extensión del csQCA que permite la pertenencia parcial en conjuntos. En lugar de valores binarios, los casos pueden tener puntuaciones de pertenencia que van de 0 a 1 (Ye, 2025). Esto permite un análisis más fino de las relaciones causales ya que puede dar cuenta de efectos graduales y parciales. Las fórmulas para la consistencia y cobertura en fsQCA son las siguientes:

$$\text{consistency}_{\text{fs}}\ (\text{X}_\text{i} \leq \text{Y}_\text{i}) = \frac{\sum \min(\text{X}_\text{i}, \text{Y}_\text{i})}{\sum \text{X}_\text{i}} \qquad (3)$$

$$\text{coverage}_{\text{fs}}\ \ (\text{X}_\text{i} \leq \text{Y}_\text{i}) = \frac{\sum \min(\text{X}_\text{i}, \text{Y}_\text{i})}{\sum \text{Y}_\text{i}} \qquad (4)$$

QCA Neutrosófico (nQCA)

El QCA neutrosófico es una extensión adicional del QCA que incorpora el concepto de indeterminación (Smarandache & Leyva, 2025). En nQCA, cada caso se representa por una tripla neutrosófica (T, I, F), donde T representa el grado de pertenencia de verdad, I el grado de indeterminación y F el grado de pertenencia de falsedad. Esto permite un análisis más matizado de las relaciones causales ya que puede dar cuenta explícitamente de la incertidumbre y ambigüedad en los datos.

La consistencia y cobertura en nQCA se generalizan usando un operador de implicación neutrosófico, que opera componente por componente en triplas (Cornelio & Fonseca, 2025; Smarandache, 2019). Esta extensión captura no solo qué tan fuertemente una condición implica un resultado (verdad), sino también el grado en que la relación permanece ambigua (indeterminación) o es contradecida por la evidencia (falsedad). Las fórmulas para la consistencia y cobertura neutrosófica son:

$$\boldsymbol{Consistency_N(X \Rightarrow Y) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} I_R(X_i \Rightarrow Y_i) \in [0,1]^3} \qquad (5)$$

$$Coverage_N(X \Rightarrow Y) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} I_R(Y_i \Rightarrow X_i) \in [0,1]^3$$

donde I_R devuelve un valor tripla (T, I, F). Por lo tanto, las medidas de consistencia y cobertura ya no son escalares únicos sino vectores de tres componentes (T, I, F) que representan explícitamente la verdad, incertidumbre y falsedad en las relaciones causales.

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Resultados y discusión

Para hacer más concreta la comparación entre csQCA, fsQCA y nQCA, discutiremos ahora un ejemplo ilustrativo. Estudiaremos la implicación X => Y para los tres casos usando el mismo conjunto de datos para cada método.

Conjunto de Datos

Las pertenencias difusas para nuestros tres casos son las siguientes:

- Caso 1: $X_1 = 0.8$, $Y_1 = 0.9$
- Caso 2: $X_2 = 0.6$, $Y_2 = 0.5$
- Caso 3: $X_3 = 0.7$, $Y_3 = 0.4$

Las pertenencias neutrosóficas para los mismos casos son:

- Caso 1: $X_1 = (0.8, 0.1, 0.1)$, $Y_1 = (0.9, 0.05, 0.05)$
- Caso 2: $X_2 = (0.6, 0.2, 0.2)$, $Y_2 = (0.5, 0.3, 0.2)$
- Caso 3: $X_3 = (0.7, 0.2, 0.1)$, $Y_3 = (0.4, 0.4, 0.2)$

QCA de conjunto nítido (csQCA)

Para csQCA, primero se binarizaron los valores de pertenencia difusa. Una regla común para la binarización es asignar un valor de 1 si la pertenencia es mayor a 0.5 y 0 en caso contrario. Aplicando esta regla al conjunto de datos se obtiene:

- Caso 1: $X_1 = 1$, $Y_1 = 1$
- Caso 2**:** $X_2 = 1$, $Y_2 = 0$
- Caso 3**:** $X_3 = 1$, $Y_3 = 0$

Ahora, se calculan la consistencia y la cobertura:

- $\sum(X_i \wedge Y_i)$: 1 (solo el Caso 1)
- $\sum(X_i)$: 3
- $\sum(Y_i)$: 1
- Consistencia_cs**:** 1 / 3 = 0.33
- Cobertura_cs**:** 1 / 1 = 1.00

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

El análisis csQCA mostró una puntuación de consistencia muy baja (0.33). Esto se debe a que existen dos contraejemplos (Casos 2 y 3) en los que la causa está presente (X=1), pero el resultado está ausente (Y=0). Sin embargo, la cobertura es 1.00, lo que significa que el único caso en el que tanto la causa como el resultado están presentes (Caso 1) cubre la totalidad de los casos en los que el resultado está presente.

QCA de conjunto difuso (fsQCA)

En fsQCA se utilizaron las pertenencias difusas originales. Primero, se calculó el mínimo entre X e Y para cada caso:

- Caso 1: min(0.8, 0.9) = 0.8
- Caso 2: min(0.6, 0.5) = 0.5
- Caso 3**:** min(0.7, 0.4) = 0.4

Posteriormente, se calcularon las sumas:

- ∑min = 0.8 + 0.5 + 0.4 = 1.7
- ∑X = 0.8 + 0.6 + 0.7 = 2.1
- ∑Y = 0.9 + 0.5 + 0.4 = 1.8

Finalmente:

- Consistencia_fs**:** 1.7 / 2.1 = 0.81
- Cobertura_fs**:** 1.7 / 1.8 = 0.94

Al permitir membresías parciales, fsQCA suaviza las contradicciones estrictas del csQCA. El resultado es una consistencia mucho más fuerte (0.81) y una cobertura alta (0.94), lo que sugiere una relación causal sólida y empíricamente relevante.

QCA neutrosófico (nQCA)

Para nQCA se emplean pertenencias neutrosóficas. Se utilizó un operador de implicación neutrosófica por componentes definido como:

La ecuación de R-implicación neutrosófica de Łukasiewicz es:

$$t_{\Rightarrow_{NL}} = \begin{cases} 1, \text{if } t_x \le t_y \\ 1 - t_x + t_y, \text{otherwise'} \end{cases} \qquad i_{\Rightarrow_{NL}} = \begin{cases} 0, \text{if } i_y \le i_x \\ i_y - i_x, \text{otherwise'} \end{cases} \qquad \text{and} \qquad f_{\Rightarrow_{NL}} = \begin{cases} 0, \text{if } f_y \le f_x \\ f_y - f_x, \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Aplicando este operador a cada caso para la consistencia (X ⇒ Y) se obtiene:

- Caso 1: (1, 0, 0)
- Caso 2: (0.9, 0.1, 0)
- Caso 3: (0.7, 0.2, 0.1)

El promedio de estos tríos nos da la consistencia neutrosófica**:**

- Consistencia_N = (0.8667, 0.1000, 0.0333)

Aplicando el operador a cada caso para la cobertura (Y ⇒ X) se obtiene:

- Caso 1: (0.9, 0.05, 0.05)
- Caso 2: (1, 0, 0)
- Caso 3: (1, 0, 0)

El promedio de estos tríos nos da la cobertura neutrosófica:

- Cobertura_N = (0.9667, 0.0167, 0.0167)

El nQCA descompone la evaluación de la relación causal en tres componentes: verdad (T), indeterminación (I) y falsedad (F). La Consistencia Neutrosófica obtenida (0.8667, 0.1000, 0.0333) revela un alto componente de verdad en la implicación causal (X⇒Y), respaldado por baja indeterminación y mínima falsedad. Asimismo, la Cobertura Neutrosófica (0.9667, 0.0167, 0.0167) demuestra que la condición X tiene un poder explicativo casi completo sobre la ocurrencia de Y, con valores extremadamente bajos de indeterminación y falsedad. En conjunto, estas métricas proporcionan una visión excepcionalmente robusta y clara de la relación de suficiencia, superando significativamente las limitaciones de ambigüedad inherentes a los métodos tradicionales de QCA escalar.

Tabla 1- Comparación de medidas de consistencia y cobertura en csQCA, fsQCA y nQCA

Método	**Consistencia**	**Cobertura**
csQCA	0.33	1.00
fsQCA	0.81	0.94
nQCA	(0.8667, 0.1000, 0.0333)	(0.9667, 0.0167, 0.0167)

En este caso, el csQCA, con su estricta dicotomización, resulta frágil y puede llevar fácilmente a concluir que no existe relación causal. Al permitir gradaciones, el fsQCA refuerza la relación y ofrece una evaluación más realista. Finalmente, el nQCA descompone la relación en verdad, incertidumbre y falsedad, lo cual se alinea

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

con los principios del pluralismo lógico y permite un manejo más transparente y comprehensivo de la ambigüedad.

Comparación entre csQCA, fsQCA y nQCA

La comparación de csQCA, fsQCA y nQCA en nuestro ejemplo ilustrativo ofrece varias ideas importantes para el análisis causal en inteligencia artificial y en ciencias sociales. Estas ideas pueden agruparse en cinco categorías clave. Cada una de estas áreas se explora con mayor detalle en las subsecciones siguientes, con un énfasis particular en las implicaciones prácticas para el diseño e implementación de sistemas de IA más robustos y confiables.

1. **Calibración y sensibilidad**: La diferencia drástica entre las puntuaciones de consistencia de csQCA (0.33) y fsQCA (0.81) resalta el papel crítico de la calibración en el análisis causal. La elección de un umbral para la dicotomización puede alterar de manera fundamental el veredicto causal. Esto sugiere que los investigadores deben realizar análisis de sensibilidad respecto a sus decisiones de calibración y reportar la estabilidad de sus hallazgos a través de diferentes sistemas lógicos.
2. **Robustez multi-lógica**: La convergencia entre la consistencia de fsQCA (0.81) y el componente de verdad de la consistencia en nQCA (0.8667) brinda un fuerte respaldo a la solidez del hallazgo de que existe una relación de "marcador de diferencia" entre X e Y. Sin embargo, la divergencia en el componente de indeterminación de nQCA (0.1) aconseja cautela y sugiere que los investigadores deberían reportar explícitamente el nivel de incertidumbre de sus hallazgos.
3. **Gestión de la incertidumbre**: El componente de indeterminación de nQCA constituye una herramienta valiosa para gestionar el riesgo epistémico. Esto permite a los investigadores tomar decisiones más informadas sobre, por ejemplo, si es necesario elevar los criterios de confirmación, recolectar datos adicionales o condicionar sus recomendaciones al nivel de incertidumbre.
4. **Diagnóstico de contradicciones**: El componente de falsedad en nQCA (0.0333) indica que existen contradicciones limitadas pero reales en los datos. Esto invita a explorar más a fondo posibles subgrupos, condiciones contextuales y mecanismos latentes que puedan estar bloqueando la eficacia de X en algunos casos.

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

5. **Comunicación y trazabilidad**: La pluralidad de métricas ofrecidas por nQCA mejora la explicabilidad de los hallazgos causales. Permite a los investigadores comunicar no solo "qué tan fuerte" es la relación entre X e Y, sino también "qué tan indeterminada" y "qué tan contradictoria" resulta ser la pauta observada.

Desde la noción de causalidad basada en capacidad/disposición, el componente de indeterminación en nQCA indica que la capacidad causal de X existe, pero su activación depende del contexto. Esto exige especificar los moduladores y las condiciones de frontera que gobiernan esta relación. Desde la noción configuracional/INUS de la causalidad, el patrón es consistente con la causalidad conjuntural y la equifinalidad: X puede ser una parte necesaria de ciertas combinaciones suficientes, pero no es universalmente suficiente por sí sola.

Este multiverso conceptual no es un defecto, sino una ventaja epistémica, ya que permite integrar información sobre la fuerza, estabilidad, mecanismos y contexto de una relación causal.

Implicaciones para la Inteligencia Artificial

Las ideas derivadas de nuestro estudio ilustrativo tienen varias implicaciones relevantes para el desarrollo de la IA:

- **Arquitecturas neuro-simbólicas**: Los sistemas de IA neuro-simbólica pueden beneficiarse del uso de múltiples lógicas (por ejemplo, temporal, deóntica, paraconsistente y neutrosófica) en diferentes etapas de la cadena de procesamiento (percepción, verificación y explicación).
- **Evaluación causal automatizada**: La adopción de validación cruzada inter-lógica en la evaluación causal automatizada puede reducir el riesgo de decisiones espurias derivadas de artefactos de calibración.
- **Comunicación responsable de la IA**: La comunicación responsable de la IA debería reportar explícitamente los componentes de verdad, indeterminación y falsedad de las afirmaciones causales cuando sea pertinente.
- **Triangulación metodológica**: La integración de QCA con grafos causales (Pearl) y pruebas intervencionistas (Woodward) ofrece una triangulación pluralista de diferencias, mecanismos y configuraciones.

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Conclusiones

El estudio ilustrativo que constituye el núcleo de este artículo demuestra que la aplicación conjunta de csQCA, fsQCA y nQCA no produce "tres verdades", sino tres proyecciones compatibles de un mismo fenómeno causal. Estas proyecciones revelan una relación causal caracterizada por una alta fuerza de diferenciación, una indeterminación no trivial y una contradicción acotada. Esto ejemplifica el pluralismo lógico, en el sentido de que diferentes sistemas lógicos son válidos dependiendo de las nociones elegidas de caso y validez, así como el pluralismo causal, en el sentido de que distintos conceptos legítimos de causalidad pueden aplicarse al mismo fenómeno.

La consecuencia práctica es clara: para modelar fenómenos complejos y diseñar una IA explicable y robusta, debemos aprender a habitar esta pluralidad en lugar de colapsarla en un único veredicto monolítico. El futuro de la IA, particularmente en su aplicación a problemas sociales y científicos complejos, dependerá de su capacidad para abrazar y gestionar las ambigüedades e incertidumbres inherentes del mundo. Como se ha expuesto en este artículo, un enfoque pluralista de la lógica y de la causalidad ofrece un camino prometedor.

Referencias

Anscombe, G. E. M. (1971). *Causality and determination: An inaugural lecture*. CUP Archive. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=RFw4AAAAIAAJ&oi=fnd&pg=PA1&dq=G.E.M.+Anscombe++%2B+causality&ots=q3_tL9DWEm&sig=_wb6hk7-jDsaJ8oh-PoxUy5gUT0

Batista-Barallobre, A. R. (2024). Análisis de la Desigualdad de Género en la Representación Femenina en Órganos de Poder: Influencia de las Prácticas Socioculturales y Normativas. *Neutrosophic Computing and Machine Learning. ISSN 2574-1101*, *34*, 328-335. http://fs.unm.edu/NCML2/index.php/112/article/view/609

Beall, J., & Restall, G. (2006). *Logical Pluralism Oxford: Oxford University Press*.

Biju, E., Kandasamy, I., Paladugu, S. S., Sajit, A. N. A., & Sowmya, R. B. (2025). Deep neuro-neutrosophic systems for detection of online sexism. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *159*, 111714. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197625017166

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Cartwright, N. (2004). Causation: One word, many things. *Philosophy of Science*, *71*(5), 805-819. https://www.cambridge.org/core/journals/philosophy-of-science/article/causation-one-word-many-things/411527E9047E5348913E379288646710

Cornelio, O. M., & Fonseca, B. B. (2025). Computational intelligence for disease diagnosis: an approach based on neutrosophic logic. *Neutrosophic Sets and Systems*, *84*, 462-475. https://fs.unm.edu/nss8/index.php/111/article/view/6317

Cornelio, O. M., & Fonseca, B. B. (2026). Neutrosophic logic in energy efficiency and the circular economy: uncertainty modeling in power grids. *Neutrosophic Sets and Systems*, *95*, 99-116. https://fs.unm.edu/nss8/index.php/111/article/download/7228/3229

Fan, C. (2025). Evaluation of environmental emergency treatment technologies using the interval Pythagorean neutrosophic set. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *162*, 112611. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197625026429

He, M., & Khorsand, M. (2024). Behavior-aware assessment of demand response participation in power systems using causal artificial intelligence. *Electric Power Systems Research*, *237*, 110981. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779624008666

Hume, D. (2000). *A treatise of human nature*. Oxford University Press. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=ol3QEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=+A+Treatise+of+Human+Nature&ots=-mKMjXKca9&sig=JbMf2CYUt4s_DIlmIvRv-NO6sxQ

Jaakkola, E., Kaartemo, V., Siltaloppi, J., & Vargo, S. L. (2024). Advancing service-dominant logic with systems thinking. *177*, 114592. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296324000961

Lewis, D. (1973). Causation. *The journal of philosophy*, *70*(17), 556-567. https://www.jstor.org/stable/2025310

Mackie, J. L. (1980). *The cement of the universe: A study of causation*. Clarendon Press. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=4QdREAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR17&dq=Mackie,+J.+L.+(1974).+The+Cement+of+the+Universe:+A+Study+of+Causation.+Oxford+University+Press.&ots=Lv1Im013gq&sig=YqU6ME9vVOf-nQTWpXxZBcNzP3c

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

Machamer, P., Darden, L., & Craver, C. F. (2000). Thinking about mechanisms. *Philosophy of Science, 67*(1), 1-25. https://www.cambridge.org/core/journals/philosophy-of-science/article/thinking-about-mechanisms/CF5B6D178B59809DBED15FF80D22A1EF

Pearl, J. (2009). *Causality*. Cambridge university press. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=f4nuexsNVZIC&oi=fnd&pg=PR15&dq=Pearl,+J.+(2009).+Causality:+Models,+Reasoning+and+Inference.+Cambridge+University+Press.&ots=y4HNWtvxlg&sig=GOv26ngV64jFPTfpw4aptMK1CVw

Ragin, C. C. (2009). *Redesigning social inquiry: Fuzzy sets and beyond*. University of Chicago press. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=WUj9yT5zAiIC&oi=fnd&pg=PR5&dq=Ragin,+C.+C.+(2008).+Redesigning+Social+Inquiry:+Fuzzy+Sets+and+Beyond.+University+of+Chicago+Press.&ots=WvLzOSOmNP&sig=AmSumCYB3GFA7c6ukNOHEk2SIPY

Russell, G. (2008). One true logic? *Journal of philosophical logic*, *37*(6), 593-611. https://link.springer.com/article/10.1007/s10992-008-9082-6

Salmon, W. C. (1998). *Causality and explanation*. Oxford University Press. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=uPRbOOv1YxUC&oi=fnd&pg=PA3&dq=Salmon,+W.+C.+(1998).+Causality+and+Explanation.+Oxford+University+Press.&ots=r7Typi8mV5&sig=-8VPAjU37fDyASCP7V-lhEaTCME

Silvers Briones, M. B., Fernández Vera, J. H., & Guijarro Rodríguez, A. A. (2025). Comprehensive analysis of urban violence through a framework of neutrosophic multiperspectivism applied to social systems. *Neutrosophic Computing & Machine Learning*, *40*. https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&profile=ehost&scope=site&authtype=crawler&jrnl=25741098&AN=188440822&h=1BdYO94%2FaTs0mx3W35GBkwL2WMnOoAviTvVlOSxXg%2B665q46BGy8jcHSOQJgBvK8vaWfte1laWVqdKVL4LGDcA%3D%3D&crl=c

Smarandache, F. (2019). Introduction to Neutrosophic Statistics, Sitech and Education Publisher, Craiova. *Romania-Educational Publisher, Columbus, Ohio, USA*, *123*.

Smarandache, F., & Leyva, M. (2025). *Neutrosophic Computing and Machine Learning. Vol. 37, 2025*. Infinite Study. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=CpWHEQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA6&dq=+Neutr

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

osophic+Computing+and+Machine+Learning.+Infinite+Study.+&ots=iqobagEhgO&sig=BfB2rGz6GJ3CDSRBy0Z7QdVDkaQ

Woodward, J. (2005). *Making things happen: A theory of causal explanation*. Oxford university press. https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=IFVJAbgySmEC&oi=fnd&pg=PA1&dq=Woodward,+J.+(2003).+Making+Things+Happen:+A+Theory+of+Causal+Explanation.+Oxford+University+Press.&ots=R705d-SrfU&sig=oE9WP2gIvvbTOHkiqahUb-xqWTs

Ye, J. (2025). Group decision-making strategy based on aggregation operators of linguistic confidence interval neutrosophic numbers in a linguistic neutrosophic multivalued scenario. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *141*, 109823. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197624019821

Conflicto de interés

Los autores autorizan la distribución y uso de su artículo.

Contribuciones de los autores

1. Conceptualización: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache .
2. Curación de datos: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
3. Análisis formal: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
4. Investigación: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
5. Metodología: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
6. Administración del proyecto: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
7. Recursos: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
8. Software: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
9. Supervisión: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
10. Validación: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
11. Visualización: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache
12. Redacción – borrador original: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)

13. Redacción – revisión y edición: Maikel Y. Leyva Vazquez, Florentino Smarandache

Financiación

La investigación no requirió fuente de financiamiento.

Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0)